

## 空间分辨光谱和可见/近红外光谱的番茄颜色等级判别

黄玉萍<sup>1</sup>, 刘 英<sup>1</sup>, 杨雨图<sup>1</sup>, 张正伟<sup>2</sup>, 陈坤杰<sup>2\*</sup>

1. 南京林业大学机械电子工程学院, 江苏 南京 210037

2. 南京农业大学工学院, 江苏 南京 210031

**摘要** 比较分析空间分辨光谱和单点可见/近红外光谱(可见/短波近红外光谱和中波近红外光谱)对番茄颜色的识别能力。根据番茄表面和内部颜色将600个样品分为6个等级(green, breaker, turning, pink, light red 和 red)。分别利用新型空间分辨光谱系统(550~1 650 nm), 可见/短波近红外光谱仪(400~1 100 nm)和中波近红外光谱仪(900~1 700 nm)采集番茄的空间分辨(spatially-resolved, SR)光谱和单点可见/近红外(SP Vis/NIR)光谱, 建立番茄等级的偏最小二乘判别(PLSDA)模型, 比较其对番茄颜色等级的预测效果。结果表明, SR光谱组合可在最佳单一SR光谱基础上进一步提高番茄颜色的识别能力, 对番茄表面颜色和内部颜色的识别率可分别达到98.8%和84.6%。光源-检测器距离较近的SR光谱对番茄表面颜色的识别有帮助, 而光源-检测器距离较远的SR光谱能较好的判别番茄内部颜色。SP NIR光谱在对番茄表面颜色判别中与SR光谱具有一定可比性, 其分类准确率可达到95%, 但SP Vis/NIR光谱在对番茄内部颜色识别中具有较低的分类准确率, 分类结果远不如SR光谱, 说明SR光谱比SP Vis/NIR光谱对番茄颜色的判别更具潜力。

**关键词** 空间分辨光谱; 单点可见/近红外光谱; 空间分辨光谱组合; 番茄颜色; 判别分析

**中图分类号:** S23 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2019)11-3585-07

### 引言

颜色是评价番茄品质的重要指标之一<sup>[1]</sup>, 也是反映番茄成熟度的重要参数。番茄颜色主要与色素(如叶绿素, 类胡萝卜素, 花青素等)含量有关<sup>[2]</sup>, 番茄成熟过程也是类胡萝卜素增加和叶绿素减少的过程<sup>[3]</sup>。但在成熟过程中, 番茄表面颜色和内部组织的变化并不完全一致, 通常都是表面颜色的变化滞后于内部组织的变化, 因此, 单一的表面颜色并不足以完全表示番茄成熟程度, 如果将番茄表面颜色与番茄内部颜色结合起来, 则能够对番茄的成熟度等级进行更加准确的判别分析。但目前还没有学者结合番茄的表面和内部颜色进行番茄成熟度或颜色等级判别的相关研究报道。

近年来, 许多图像和光谱无损检测技术被用于评估番茄的成熟度或颜色等级<sup>[4-6]</sup>, 其中以机器视觉应用最为广泛。Arakeri<sup>[7]</sup>和 Arefi<sup>[8]</sup>等通过机器视觉技术可将成熟番茄与未成熟番茄有效区分, 分类正确率分别为96.5%和96.4%。

Wan<sup>[9]</sup>等利用机器视觉结合反向传播神经网络方法, 可准确判别番茄三个成熟度颜色, 分别为 Green, Orange 和 Red, 准确率可达到99.3%。机器视觉技术虽然能够准确区分水果表面颜色等级, 但对内部颜色判别却存在困难。随着番茄的成熟, 内部成分和纹理特征也会相应变化, 可见/近红外光谱所测光量与番茄内部成分和结构有关, 因此, 一些学者将该技术运用于番茄成熟度或颜色判别研究中<sup>[10-12]</sup>。Sirisomboon<sup>[13]</sup>等应用近红外光谱在1 100~2 300 nm波长区间能准确识别番茄的三个成熟度(mature green, pink 和 red), 最优准确率达到96.9%。Clément<sup>[14]</sup>等建立了可见/近红外光谱(400~1 500 nm)与番茄颜色参数的数学模型, 相关性可到达95%。然而, 可见/近红外光谱属于单点或特定区域测量, 不能提供研究对象空间信息, 对于异质结构的样品或样品信息随着空间变化的产品(如番茄), 可见/近红外光谱便不能精确测定其品质和性能。番茄颜色等级或成熟度根据番茄表面或内部颜色分布而定, 特别是处于中间成熟阶段的番茄, 颜色随着空间变化而有所不同, 可见/近红外光谱在

收稿日期: 2018-10-17, 修订日期: 2019-02-14

基金项目: 美国农业部农业研究院国家项目(5050-43640-002-00D), 江苏省高等学校自然科学研究面上项目(19KJB210003), 南林人才科研启动经费(163040129)资助

作者简介: 黄玉萍, 女, 1988年生, 南京林业大学机械电子工程学院讲师 e-mail: h.y.p\_2010@163.com

\* 通讯联系人 e-mail: kunjiechen@njau.edu.cn

精确评估番茄颜色中将存在一定问题。

空间分辨光谱 (spatially resolved spectroscopy, SRS) 测量距离恒定强度点光源不同距离处的反射率, 由于光子在生物组织中的传输路径为“banana-shape”<sup>[15]</sup>, 因此, 空间分辨光谱包含了样品不同深度的信息。这是因为光源-检测器距离较近的光谱主要受散射系数影响, 能提供样品的表层信息, 而光源-检测器距离较远的光谱主要受吸收系数影响, 可提供样品的深层信息<sup>[16]</sup>。在陈坤杰等之前的研究中<sup>[17]</sup>, 空间分辨 (SR) 光谱仅作为单个独立光谱检测番茄内部成熟度, 并没有对 SR 光谱组合进行分析, 也没有对 SR 光谱和单点可见/近红外光谱判别番茄的颜色等级的对比分析。

采用新开发的空间分辨光谱系统, 在 550~1 650 nm 光谱区间, 同时测量获取光源-检测器距离 1.5~36 mm 的 30

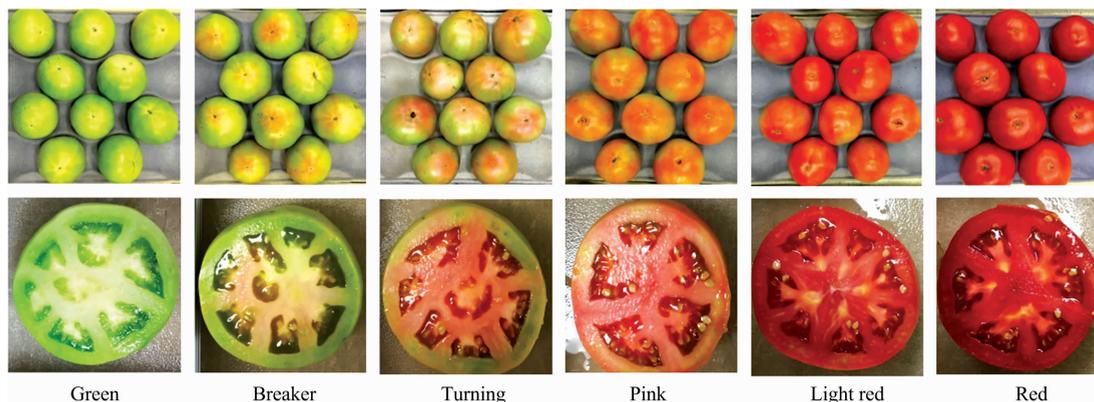


图 1 基于番茄表面和内部颜色的 6 个不同颜色等级

Fig. 1 Six color stages for tomato fruit according to their surface and internal colors

将番茄切开, 依据美国农业部制定的不同番茄成熟期内部颜色标准<sup>[18]</sup>, 也将番茄分为六类, 如图 1 所示, 其中有 88 个样本在 Green 阶段, 84 个样本在 Breaker 阶段, 123 个样本在 Turning 阶段, 102 个样本在 Pink 阶段, 94 个样本在 Light Red 阶段, 109 个样本在 Red 阶段。

### 1.2 空间分辨光谱和单点可见/近红外光谱采集

新型空间分辨光谱 (SRS) 系统主要由光源控制系统 (Model # 69931, Thermo Oriel Instruments, Stratford, CT, USA), 多通道高光谱成像系统 (Model 1003B-10152, Headwall Photonics, Inc., Fitchburg, MA, USA) 和空间分辨探头组成, 探头在使用前已经过校正, 具体见文献<sup>[19]</sup>。多通道高光谱成像系统包含成像光谱仪, 覆盖波长范围为 550~1 650 nm 的 Vis-InGaAs 相机, 35 根尺寸为 200  $\mu\text{m}$  的检测光纤以及相应的光学硬件, 如图 2(a)。空间分辨探头由一根 910  $\mu\text{m}$  的光源光纤和 30 根 3 种不同尺寸的接收光纤组成, 见图 2(b)。接收光纤另一端通过 SMA 连接器与检测光纤相接, 而光源光纤另一端连接石英卤钨灯光源控制系统。

采集 SR 光谱时, 多通道高光谱成像系统曝光时间为 60 ms, 光源输出功率为 240 W。探头直接接触番茄样品和参考样本 (直径为 80 mm 的 Teflon 圆柱块), 检测番茄赤道的两个对立面, 并将其平均值作为下一步数据分析。

单点可见/近红外光谱 (SP Vis/NIR) 采集系统 [图 3(a)]

个 SR 光谱, 研究基于 SR 光谱的番茄颜色等级分类效果, 并与 SP Vis/NIR 光谱对番茄表面和内部颜色的识别能力进行比较分析。

## 1 实验部分

### 1.1 材料

600 个不同成熟度的“Sun Bright”番茄在 2016 年 8 月底手工采自美国密歇根州立大学的园艺研究与教学中心 (Holt, Michigan, USA)。番茄洗净擦拭后, 根据美国农业部制定的不同番茄成熟期表面颜色标准<sup>[18]</sup>, 通过视觉观察将番茄分为六类 (green, breaker, turning, pink, light red 和 red), 如图 1 所示, 每一个成熟度各有 100 个番茄样本。

包括可见/短波近红外 (SP Vis/SWNIR) 便携式光谱仪 (Model LOE-USB, tec5USA Inc., Plainview, NY, USA) 和中波近红外 (SP NIR) 便携式光谱仪 (Model NIR 512L-1.7T1, Control Development Inc., South Bend, IN, USA), 环形探头 [见图 3(b)] 和计算机。为了使检测系统在相互作用模式下采集单点可见/近红外光谱, 具体环形探头的设计细节见文献<sup>[20]</sup>。光谱采集时, 环形探头直接接触样品和参比样本 (同上)。光源功率设置为 240 W, 可见/短波近红外光谱仪曝光时间为 400 ms, 中波近红外光谱仪曝光时间为 8 s。同样对番茄赤道的两个对立面进行光谱采集, 取其平均值用于下一步分析。

### 1.3 光谱处理与建模方法

番茄样品的 SPVis/NIR 相对光谱和 SR 相对光谱可通过参比光谱, 暗场光谱以及样品光谱计算获得。由于 30 个 SR 光谱对称布置, 将其对称的 SR 光谱平均, 获得 15 个单一 SR 光谱。然后, 对每一个单一 SR 光谱首先建立偏最小二乘判别分析 (PLSDA) 模型来确定用于识别番茄颜色的最佳单一 SR 光谱。最后, 将最佳单一 SR 光谱与剩余的 14 个单一 SR 光谱一一组合, 形成双 SR 光谱组合。通过 PLSDA 模型分析, 确定出最佳双 SR 光谱, 再将剩余的 13 个单一 SR 光谱与其一一组合, 创建三 SR 光谱组合, 以此类推, 直到增加的 SR 光谱组合不能对番茄颜色的识别进一步改进为止。同

理, 建立 SP Vis/NIR 相对光谱的 PLSDA 模型对番茄颜色进行识别。

将 600 个不同颜色等级的番茄样本随机分成含有 360 个样本的训练集和含有 240 个样本的验证集。用 MATLAB R2017a (The MathWorks, Inc., Natick, MA, USA) 结合 PLS Toolbox 8.6 (Eigenvector Research, Inc., Wenatchee, WA, USA) 建立番茄颜色的 PLSDA 模型, 运用威尼斯百叶窗交叉验证法, 并通过最小交叉验证分类误差平均值来确定

最佳潜在变量数量。

## 2 结果与讨论

### 2.1 光谱分析

图 4(a) 显示了 100 个 Green 阶段的番茄平均光谱值, 包括可见/短波近红外 (SP Vis/SWNIR) 光谱, 中波近红外 (SP NIR) 光谱和光源 - 检测器距离 3, 6 和 12 mm 的空间分辨

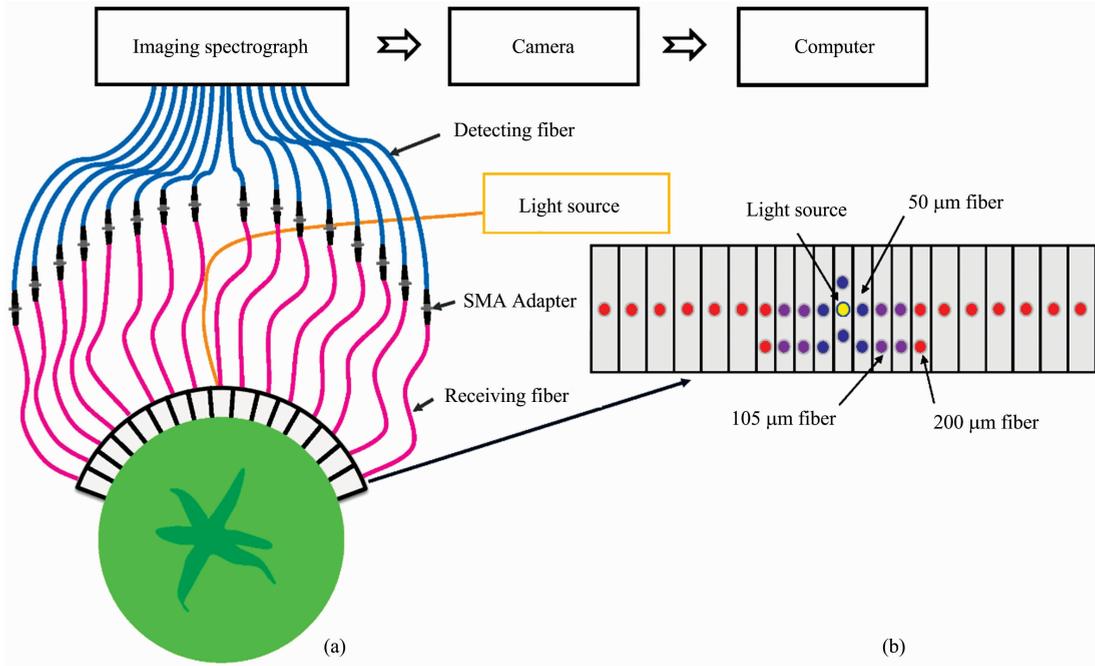


图 2 空间分辨光谱系统 (a) 和探头 (b)

Fig. 2 Schematic of the spatially-resolved spectroscopy (SRS) system based on a multichannel hyperspectral imaging (MHI) instrument for acquisition of 30 spatially-resolved reflectance spectra from a sample at distances between 1.5 mm and 36 mm (a), and the arrangement of 30 fibers of three sizes (50, 105, and 200  $\mu\text{m}$ ) on the flexible probe (b)

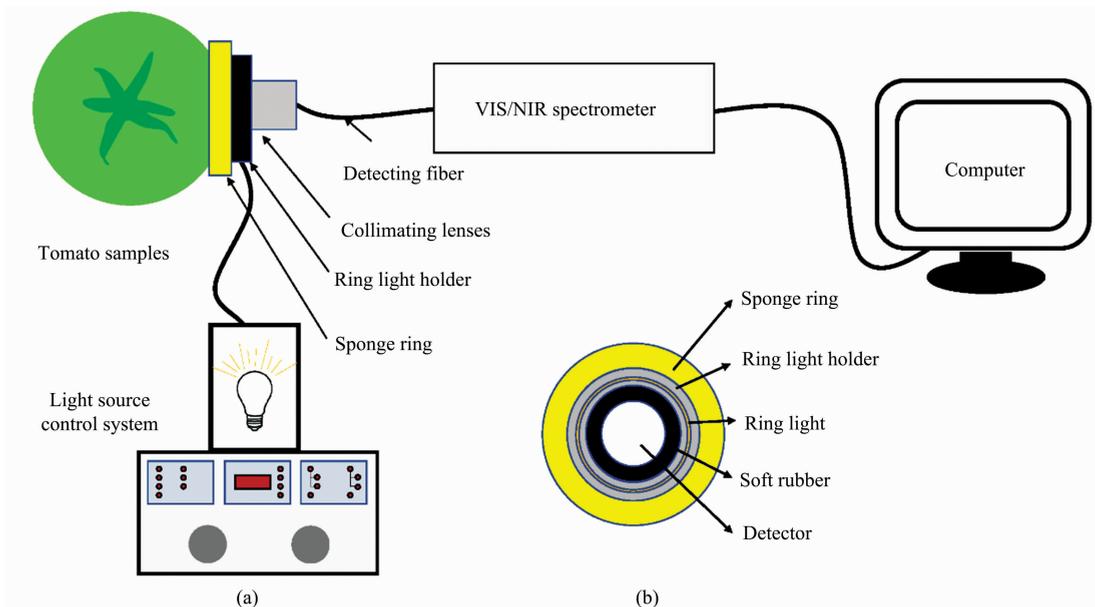


图 3 单点可见/近红外光谱采集系统

Fig. 3 Schematic of the single point visible and near-infrared spectral measurement systems

(SR)光谱。由图可知,三种类型的光谱在整体趋势上比较一致,但形状仍存在一定差异,说明三种类型的光谱将表现出不同的模型性能。此外,不同的光源-检测器距离的SR光谱形状也有较大差异,这是由于SR光谱提供样品不同深度的信息,这也从另一方面说明,通过SR光谱组合,为提高番茄不同颜色等级分类提供了可能。同理可知图4(b)和(c),分别为100个Pink和Red阶段的番茄平均光谱值。从图4(a),(b)和(c)3幅图中可知,随着番茄由绿色向粉红,再向红色转变,560 nm处光谱由波峰转变为波谷,而675 nm处光谱由波谷变为波峰,这主要由于番茄叶绿素和类胡萝卜素变化引起的<sup>[3]</sup>。由于番茄的含水量达到80%~90%,光谱在近红外区域受O—H键影响,在970,1180和1340 nm波段出现水分吸收带,且水分对光源-检测器距离较大的SR光谱影响更为显著。

## 2.2 基于空间分辨和单点可见/近红外光谱的番茄颜色分类

### 2.2.1 番茄表面颜色判别分析

表1总结了可见/短波近红外光谱,中波近红外光谱,SR光谱和它们的组合对番茄表面颜色的分类准确率。从表1中可以看出,SR光谱组合可同时提高训练集和测试集的分类准确率,其均值分别被提高了3.6%和9.2%,且分类准确率的范围变得更窄,数据更均匀一致。7号SR光谱是番茄表面颜色分类的最佳单一SR光谱,测试集分类准确率为0.95。通过与6号和3号SR光谱组合,分类准确率提高了4%,达到98.8%。7号,6号和3号SR光谱作为SR光谱组合的最佳光谱,其光源-检测器距离分别为9.6,9.0和4.5 mm,这表明光源-检测器距离较小的SR光谱对番茄表面颜色分类更有帮助,这也与之前结论相一致,光源-检测器距离较小的光谱能提供样品的表层信息。SP Vis/SWNIR光谱在番茄表面颜色判别中不如SP NIR光谱,其分类准确率仅有86.3%,而SP NIR光谱分类准确率可达到95%,比SP Vis/SWNIR光谱提高了10.1%。然而,与SR光谱组合相比,SP Vis/SWNIR光谱和SP NIR光谱均显示出较低的分类准确率,说明SR光谱对番茄表面颜色的判定比SP Vis/NIR光谱更具潜力。

表2对最优SR光谱组合,SP Vis/SWNIR和SP NIR光谱做了进一步分析,给出它们对番茄表面六个颜色等级的分类结果。最优SR光谱组合对训练集中番茄表面六个颜色等级分类准确率均为100%,测试集中也仅有Turning和Light Red阶段分别有1个和2个样本判错在相邻的颜色等级中,其余颜色等级分类准确率均为100%,说明所建立的数学模型具有较好的分类性能。对于SP Vis/SWNIR光谱,训练集中仅有Green阶段分类准确率为100%,除了Turning阶段分类准确率仅有86.6%,其余四个颜色等级分类准确率也均在90%以上,与之相对应的测试集中,也是Green阶段分类准确率最好,为100%,而Turning阶段最差,仅有55%。对于SP NIR光谱,训练集分类准确率明显比SP Vis/SWNIR光谱好,仅有Turning阶段分类准确率为98.3%,其余各阶段分类准确率都达到最优,但相对应的测试集中,仅有Light Red和Red阶段分类准确率为100%,除了Turning阶段分类准确率仅为80%,其余各阶段分类准确率均可

达到95%以上。由表2可知,三种类型的光谱在评估番茄Turning阶段时都会有样本判错,这可能是因为在Turning阶段,颜色变化开始加剧,叶绿素和类胡萝卜素含量变化较大,从而容易引起误判。

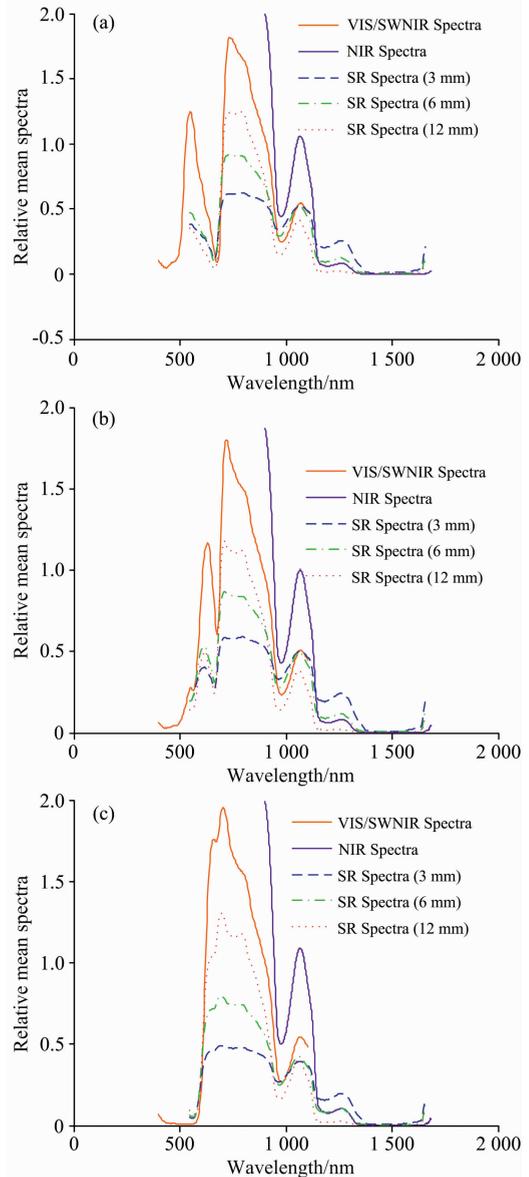


图4 基于番茄表面颜色Green(a),Pink(b)和Red(c)三个等级的三种不同类型(SR光谱,SP Vis/SWNIR和SP NIR光谱)的光谱

Fig. 4 Three types of spectra (SR spectra at source-detector distances of 3, 6 and 12 mm, SP Vis/SWNIR spectra and SP NIR spectra) for Green (a), Pink (b) and Red (c) stage based on tomato surface color

### 2.2.2 番茄内部颜色判别分析

表3总结了三种类型光谱对番茄内部颜色的分类准确率。与上述分析一致,SR光谱组合能改善单一SR光谱对番茄内部颜色的判别,分类准确率均值在训练集和测试集分别

表 1 基于 PLSDA 模型, 可见/短波近红外光谱, 中波近红外光谱, 空间分辨光谱和它们的组合对番茄表面颜色的分类准确率

Table 1 Classification accuracy obtained by partial least squares discriminant analysis models using single spatially-resolved spectra and their combinations as well as SP Vis/NIR spectra for classification of tomato surface color

		Training Set		Test Set	
		Range	Mean	Range	Mean
SR Spectra	Single (CH7)	0.844~0.992	0.960	0.738~0.950	0.887
	Combination (CH7-6, 3)	0.983~1.000	0.995	0.950~0.988	0.969
SP Vis/SWNIR		0.933	—	0.863	—
SP NIR		0.997	—	0.950	—

表 2 基于 PLSDA 模型最佳空间分辨光谱组合, 可见/短波近红外光谱和中波近红外光谱对番茄表面六个颜色等级分类结果

Table 2 Optimal SR spectra combination, SP Vis/SWNIR and SP NIR spectra for six color stages classification based on tomato surface color in testing set by using PLSDA model

Type of Spectra	Color stage	Calibration Accuracy /%	Prediction						Accuracy /%
			Green	Breaker	Turning	Pink	Light red	Red	
Optimal SR Spectra Combination	Green	100	42	0	0	0	0	0	100
	Breaker	100	0	37	1	0	0	0	100
	Turning	100	0	0	39	0	0	0	97.5
	Pink	100	0	0	0	40	0	0	100
	Light red	100	0	0	0	0	44	0	95.7
	Red	100	0	0	0	0	2	35	100
SP Vis/SWNIR Spectra	Green	100	42	3	0	0	0	0	100
	Breaker	92.1	0	31	14	0	0	0	83.8
	Turning	86.7	0	3	22	1	0	0	55.0
	Pink	91.7	0	0	4	39	1	0	97.5
	Light red	90.7	0	0	0	0	39	1	84.8
	Red	98.5	0	0	0	0	6	34	97.1
SP NIR Spectra	Green	100	41	1	1	1	0	0	97.6
	Breaker	100	0	35	6	0	0	0	94.6
	Turning	98.3	0	0	32	0	0	0	80.0
	Pink	100	1	1	1	39	0	0	97.5
	Light red	100	0	0	0	0	46	0	100
	Red	100	0	0	0	0	0	35	100

表 3 基于 PLSDA 模型, 可见/短波近红外光谱, 中波近红外光谱, 空间分辨光谱和它们的组合对番茄内部颜色分类正确率

Table 3 Classification accuracy obtained by partial least squares discriminant analysis models using single spatially-resolved spectra and their combinations as well as SP Vis/NIR spectra for classification of tomato internal color

		Training Set		Test Set	
		Range	Mean	Range	Mean
SR Spectra	Single (CH15)	0.775~0.894	0.858	0.733~0.813	0.776
	Combination (CH15, 10, 4, 11)	0.861~0.897	0.877	0.792~0.846	0.815
SP Vis/SWNIR		0.861	—	0.767	—
SP NIR		0.861	—	0.779	—

提高了 2.2% 和 5.0%。此外, 测试集中, 最佳单一 SR 光谱与最差单一 SR 光谱对番茄内部颜色分类差异达到 10.9%, 而 SR 光谱组合后, 可将差异缩小到 6.8%。15 号, 10 号, 4 号和 11 号 SR 光谱对应于光源-检测器距离分别为 36, 16, 6 和 20 mm 为番茄内部颜色分类的最佳 SR 光谱组合, 分类准

确率为 0.846, 比最佳单一 SR 光谱分类准确率提高了 4.1%。而且, 这些最优 SR 光谱大部分为光源-检测器距离较远的 SR 光谱, 它们可检测番茄更深层的信息, 因此也与番茄内部颜色相关性最高。在对番茄内部颜色评估中, SP Vis/SWNIR 光谱和 SP NIR 光谱不管在训练集还是测试集,

分类准确率都十分相似,分别在 86%和 77%左右,比 SR 光谱组合分别低了 4%和 9%。较低的认识率说明 SP Vis/NIR 光谱不适用于番茄内部颜色的判别,这也从另一方面显示出 SR 光谱比 SP Vis/NIR 光谱对番茄内部颜色评估更具有优势。

表 4 给出了最优 SR 光谱组合, SP Vis/SWNIR 光谱和 SP NIR 光谱对番茄内部六个颜色等级的识别。最优 SR 光谱组合可有效识别 Green 阶段的番茄, Red 阶段次之,可能由于这两阶段番茄颜色较为均一,容易识别。这一结论也适用于 SP Vis/SWNIR 光谱和 SP NIR 光谱。此外,最优 SR 光谱组合和 SP Vis/SWNIR 光谱对 Green 和 Red 两阶段的识别率要高于 SP NIR 光谱,说明最优 SR 光谱组合和 SP Vis/SWNIR 光谱对单一颜色评估更具潜力。对于其余四个颜色

等级,最优 SR 光谱组合对训练集的分类准确率相对较为均一,在 84%~88%左右。训练集所建模型性能将影响测试集结果,训练集分类准确率高的颜色阶段,测试集识别率也相应较高。对于 SP Vis/SWNIR 光谱和 SP NIR 光谱,对番茄 Turning 阶段颜色识别最差, Breaker 阶段次之,而最优 SR 光谱组合与之相反。在番茄成熟过程中, Breaker 和 Turning 阶段属于内部颜色刚开始变化,且颜色分布并不均匀,在光谱识别过程中会存在一定困难。然而, SR 光谱可采集番茄的部分空间信息,也因此在这两阶段的分类准确率略高于 SP Vis/SWNIR 和 SP NIR 光谱。在番茄成熟的 Pink 和 Light Red 阶段,最优 SR 光谱组合比 SP Vis/NIR 光谱显示出更为稳定的分类准确率。

表 4 基于 PLSDA 模型最佳空间分辨光谱组合,可见/短波近红外光谱和中波近红外光谱对番茄内部六个颜色等级分类结果

Table 4 Optimal SR spectra combination, SP Vis/SWNIR and SP NIR spectra for six color stages classification based on tomato internal color in testing set by using PLSDA model

Type of Spectra	Color stage	Calibration Accuracy /%	Prediction						Accuracy /%
			Green	Breaker	Turning	Pink	Light red	Red	
Optimal SR Spectra Combination	Green	100	36	6	0	0	0	0	100
	Breaker	84.0	0	23	7	0	0	0	67.6
	Turning	84.6	0	5	35	4	0	0	77.8
	Pink	88.1	0	0	3	36	2	0	83.7
	Light red	88.2	0	0	0	3	37	3	86.0
	Red	94.3	0	0	0	0	4	36	92.3
SP Vis/SWNIR Spectra	Green	100	36	7	0	0	0	0	100
	Breaker	68.0	0	21	11	0	0	0	61.8
	Turning	85.9	0	6	26	7	0	0	57.8
	Pink	84.7	0	0	8	35	3	0	81.4
	Light red	78.4	0	0	0	1	30	3	69.8
	Red	95.7	0	0	0	0	10	36	92.3
SP NIR Spectra	Green	100	35	6	1	0	0	0	97.2
	Breaker	80.0	0	23	10	0	0	1	67.6
	Turning	79.5	0	4	29	9	0	0	64.4
	Pink	81.4	1	0	5	31	7	1	72.1
	Light red	86.3	0	0	0	3	35	3	81.4
	Red	91.4	0	1	0	0	1	34	87.2

### 2.3 讨论

SR 光谱, SP Vis/SWNIR 和 SP NIR 光谱对番茄表面颜色的识别率均高于内部颜色的,说明三种光谱的穿透深度有限,都能有效检测番茄表层组织信息,且由于番茄的表层组织信息与番茄的表面颜色相关性较高,因此可获得较高的分类准确率。而对于番茄内部颜色评估,由于光谱穿透深度有限,不能充分的反映番茄内部组织信息而导致内部颜色识别率较低。另外, SR 光谱因不同的光源-检测器距离可检测样品不同深度的信息,比 SP Vis/SWNIR 和 SP NIR 光谱可检测样品更深层组织信息,因而, SR 光谱在番茄内部颜色判别中具有较大的优势,分类准确率更高。

目前,在可见/近红外光谱波段对番茄内部颜色的判别研究仍处于空白,本研究通过空间分辨光谱在可见/近红外

光谱区域对番茄内部颜色进行判别分析,并通过光谱组合达到进一步提高分类结果。而且,本研究中 SR 光谱对番茄表面颜色的识别比以往研究中机器视觉技术<sup>[7-8]</sup>和 SP Vis/NIR 光谱<sup>[13-14]</sup>对番茄表面颜色判别更具优势,分类准确率更佳。从而说明 SR 光谱为番茄颜色评估提供了一种更有效的技术手段。

### 3 结论

运用 SR 光谱, SP Vis/NIR 光谱分别建立了番茄表面和内部颜色等级的 PLSDA 模型。SR 光谱组合可进一步改善单一 SR 光谱所建模型的性能,且对番茄表面和内部颜色的识别率均高于 SP Vis/NIR 光谱,识别率分别能达到 98.9%和

84.6%。光源-检测器距离较小的 SR 光谱对番茄表面颜色判别有利,而光源-检测器距离较远的 SR 光谱更适合番茄内部颜色的识别。通过与传统的 SP Vis/NIR 光谱对比分析,SR 光谱对番茄颜色等级的判别更具潜力。

## References

- [ 1 ] Li F M, Song X T, Wu L, et al. *Scientia Horticulturae*, 2018, 235: 391.
- [ 2 ] Borghesi E, Ferrante A, Gordillo B, et al. *Plant Growth Regulation*, 2016, 80: 207.
- [ 3 ] Qin J, Lu R. *Postharvest Biology and Technology*, 2008, 49(3): 355.
- [ 4 ] Zhang L, McCarthy M J. *Postharvest Biology and Technology*, 2012, 67: 37.
- [ 5 ] Takahashi N, Maki H, Nishina H, et al. *IFAC Proceedings Volumes*, 2013, 46(4): 147.
- [ 6 ] Qin J, Chao K, Kim M S. *Postharvest Biology and Technology*, 2012, 71: 21.
- [ 7 ] Arakeri M P, Lakshmana. *Procedia Computer Science*, 2016, 79: 426.
- [ 8 ] Arman A, Asad Modarres M, Kaveh M, et al. *Australian Journal of Crop Science*, 2011, 5(10): 1144.
- [ 9 ] Wan P, Toudeshki A, Tan H, et al. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2018, 146: 43.
- [10] Tiwari G, Slaughter D C, Cantwell M. *Postharvest Biology and Technology*, 2013, 86(3): 221.
- [11] Ecartot M, Baczyk P, Tessarotto L, et al. *Plant Physiology and Biochemistry*, 2013, 70(1): 159.
- [12] Tilahun S, Park D S, Seo M H, et al. *Postharvest Biology and Technology*, 2018, 136: 50.
- [13] Sirisomboon P, Tanaka M, Kozima T, et al. *Journal of Food Engineering*, 2012, 112(3): 218.
- [14] Clément A, Dorais M, Vernon M. *Journal of Agricultural and Food Chemistry*, 2008, 56(5): 1538.
- [15] Ohnishi M, Kusakawa N, Masaki S, et al. *Journal of Near Infrared Spectroscopy*, 2003, 11(1): 27.
- [16] Huang Y, Lu R, Xu Y, et al. *Postharvest Biology and Technology*, 2018, 140: 18.
- [17] HUANG Yu-ping, Renfu Lu, QI Chao, et al(黄玉萍, Renfu Lu, 戚超, 等). *Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析)*, 2018, 38(7): 2183.
- [18] G; STDZ. 2VEG(FM) TOMATFRH. WPD. United States Standards for Grades of Fresh Tomatoes. Washington DC, 1991.
- [19] Huang Y, Lu R, Chen K. *Postharvest Biology and Technology*, 2017, 133: 88.
- [20] Huang Y, Lu R, Chen K. *Journal of Food Engineering*, 2018, 222: 185.

## Assessment of Tomato Color by Spatially Resolved and Conventional Vis/NIR Spectroscopies

HUANG Yu-ping<sup>1</sup>, LIU Ying<sup>1</sup>, YANG Yu-tu<sup>1</sup>, ZHANG Zheng-wei<sup>2</sup>, CHEN Kun-jie<sup>2\*</sup>

1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China

2. College of Engineering, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China

**Abstract** The paper reported the comparison of recognition for tomato surface color and internal color by spatially resolved and conventional single point visible and near infrared (SP Vis/NIR) spectroscopy. Spatially resolved (SR) spectra and SP Vis/NIR spectra were acquired using the newly spatially resolved spectroscopy system (wavelength: 550~1 650 nm), the portable Vis/NIR spectrometer (wavelength: 400~1 100 nm) and the portable NIR spectrometer (wavelength: 900~1 700 nm), for 600 "Sun Bright" tomatoes with six color stages (green, breaker, turning, pink, light red and red), based on their surface and internal color distribution, respectively. Partial least squares discriminant analysis (PLSDA) models for SR spectra and SP Vis/NIR spectra were developed and compared. The results showed combination of the SR spectra could further improve the classification of tomato color based on optimal single SR spectra, with classification accuracy for surface and internal color of 98.8% and 84.6%, respectively. The SR spectra with short source-detector distance were useful for recognition of tomato surface color, while SR spectra with large source-detector distance could better assess tomato internal color. The NIR spectra were comparable with SR spectra for tomato surface recognition with classification accuracy of 95%, however, SP Vis/NIR spectra could not evaluate tomato internal color accurately, and the classification accuracy was much lower than that of SR spectra, which indicated that SR spectra have great potential for the recognition of tomato color.

**Keywords** Spatially resolved spectra; Visible and near infrared spectra; Combination of SR spectra; Tomato color; Discrimination analysis

\* Corresponding author

(Received Oct. 17, 2018; accepted Feb. 14, 2019)